舆情当事人回应对网民情感的影响研究*

■ 孔婧媛　滕广青　王思茗　庹锐
东北师范大学信息科学与技术学院　长春 130117

摘　要：[目的/意义]探索网络舆情演化的内在机理能够对舆情发展获得更深层的洞见，有助于相关单位或部门在舆情事件中实现科学的决策与引导。[方法/过程]研究工作选取特定舆情事件的当事人博文及对应的转发评论，基于情感词典计算评论文本的情感分值。采用时间序列的视角，对舆情发展过程中情感极性的变化以及当事人回应对网民情感的影响进行动态分析。[结果/结论]研究结果表明，当事人的回应对网民的关注程度有直接影响；舆情发展过程中网民的情感极性并非一成不变；回应的内容直接影响网民的情感，有效的证据和诚恳的态度有助于平抑舆情中的负面消极情绪。

关键词：网络舆情　当事人回应　情感极性　情感分析
分类号：G255.76
DOI：10.13266/j.issn.0252－3116.2020.18.010

1　引言

互联网的普及与社交媒体的广泛应用使得公众信息交流的范围与速度超越了以往任何一种传统媒体，越来越多的网民通过微博、微信、博客等网络平台获取各类信息、表达个人观点、参与公共事务。随着互联网日渐成为民众获取信息、表达意愿的信息空间，政府、学界、社会等多方都对基于网络的舆情传播给予了高度的重视。早在 2004 年，中国共产党十六届四中全会在《中共中央关于加强党的执政能力建设的决定》[1]中提出："建立舆情汇集和分析机制，牢牢把握舆论导向，正确引导社会舆论"。重视对社会热点问题的引导，高度重视互联网等新型传媒对社会舆论的影响，建立和完善舆情信息汇集和分析机制，已经成为一种制度性的设计和安排。另一方面，开放的网络环境在为公众带来方便快捷的同时，也造成了网络舆情事件肆意滋长，非理性化的言论和情绪宣泄导致互联网环境鱼龙混杂。在政府部门加强网络文化建设、重视网络社情民意的同时，网络舆情作为一个新兴的研究领域，引起了社会的广泛关注和重视[2]。与此同时，学术界对于网络舆情相关问题的研究也投入了更多的精力，并产生出较为丰硕的成果。网络舆情研究在理论与实践的紧密结合中不断拓展和创新。

有鉴于此，本研究基于特定的网络舆情事件，采集舆情当事人博文的主要内容及其对应的转发评论，依据改进后的情感词典计算评论文本的情感分值，从时间序列的角度多维度考察舆情当事人的回应对网民情感变化的影响作用，以期对网络舆情发展演化的内在机理取得更深入的洞见。

2　相关研究综述

随着互联网的普及以及社交媒体的出现，网民大众在利用社交媒体交流信息的同时，也通过网络社交影响彼此的观点与行为。线上与线下、虚拟与现实的关联交融[3]，构成了以互联网为主要平台的复杂的舆情空间。网络舆情具有自发性、多元性、跨界性、冲突性等特点，不仅是学术界重点关注的领域，也是社会各方面共同面对的问题。与此同时，网络舆情中针对特定问题的不同态度和观点[4]，甚至相互对立的观点[5]，也逐渐引起研究者的关注。在这一背景下，情感分析（又称"观点挖掘"）成为舆情研究中一个具有挑战性的课题。情感分析的目标是从文本中提取分析出人们

* 本文系国家社会科学基金重大项目"大数据驱动的社交网络舆情主题图谱构建及调控策略研究"（项目编号：18ZDA310）研究成果之一。
作者简介：孔婧媛（ORCID：0000－0002－7475－2884），硕士研究生；滕广青（ORCID：0000－0002－1053－0959），教授，博士生导师，通讯作者，E-mail：tengguangqing@163.com；王思茗（ORCID：0000－0003－0133－3694），硕士研究生；庹锐（ORCID：0000－0002－7207－8750），博士研究生。
收稿日期：2020－02－11　修回日期：2020－04－20　本文起止页码：89－96　本文责任编辑：易飞

对于实体及其属性所表达的观点、情感、评价、态度和情绪[6]。情感分析的方法分为基于情感词典和基于统计分析两类，前者主要通过情感词典中词的情感分值进行文本的情感分析，后者则采用统计分析和机器学习技术挖掘文本特征；研究数据多以社交媒体中的文本作为基础数据源。

基于情感词典的方法由于更靠近人类的认知，特别是与一些分析挖掘算法结合后，更是在网络舆情的情感分析中被广泛采用。基于词典的情感分析中，包含了情感词和情感短语的情感倾向以及情感强度。其中，语言学中的褒义词、贬义词等形容词是最典型的情感词。P. D. Turney 等[7]基于点互信息(Pointwise Mutual Information, PMI)和潜在语义分析(Latent Semantic Analysis, LSA)两种不同的词汇关联统计方法，提出通过褒义词和贬义词来推断词的语义方位。M. Taboada 等[8]则认为利用形容词可以更好地判定文本的情感倾向，通过给加强词和减弱词赋予正向或负向的权重，实现基于词典的文本情感提取。国内学者钟敏娟等[9]根据关联规则挖掘算法来探究领域主题词和情感词之间的关系，提出基于极性分析的情感词典构建方法，一定程度上提高了情感词的准确性。张海涛等[10]以复杂网络理论为基础，通过社群发现算法来识别事件评论网络中的话题社群，并利用大连理工大学的情感词典动态跟踪网民意见，发现网络中的情感节点可以体现网民情感的时间演化特征。张鹏等[11]对特定事件舆情中的表情符号构建事件专属词典，通过基于不同时段的七维情感分析，从舆情影响角度对政府及相关部门提出建议。此外，姜金贵等[12]、安璐等[13]、王仁武等[14]运用 Word2vec 模型识别文本主题特征，利用情感词典以及情绪分析技术对文本评论内容进行探究，实现微博主题的情感分析。

另一方面，随着机器学习技术的不断发展成熟，基于统计分析与机器学习的情感分析也被应用于舆情分析研究中。T. Mullen 等[15]将 n-gram 与其他方法相结合提取文本的情感特征，发现该方法比词根化后的词袋特征效果更好。E. Kouloumpis 等[16]则在前人使用 n-gram 方法的基础上，结合“多角度问答主观性词典”“动词、副词、形容词、名词以及其他词性的数量统计”“积极、消极、中性的表情符号及强调和缩写”3 种不同维度的特征进行微博文本的情感分类，在微博情感检测中取得了较好的效果。J. Bollen 等[17]对推文进行情绪分析，该研究通过计算每天时间轴上的六维情绪(紧张、抑郁、愤怒、活力、疲劳、困惑)向量，从而推测出大规模网民更精准的情感方向。K. Liu 等[18]提出基于词翻译模型(Word-base Translation Model, WTM)的观点目标提取方法，将 WTM 应用于单语情景中，挖掘出意见目标和意见词之间的关联，发现 WTM 模型针对非正式的大规模语料库可以更精确地捕捉情感。王晰巍等[19]基于朴素贝叶斯模型，对词频、地域、时间 3 个维度进行情感分析，发现用户对事件情感主要趋于积极情感。廖海涵等[20]采用 LDA 主题模型用于热点挖掘，通过时间粒度下的主题内容及相关信息，展示出各个阶段话题的影响力，具有更好的舆情监测的效果。

综上所述，针对网络舆情的相关研究中多种不同研究方法都取得了相应的成果，其中情感词典分析方法由于建立在语言学中的褒义词、贬义词等基础上，使其更靠近人类的情感认知。相关研究工作的数据对象多以网民用户发布的文本内容为主，通过公众发布的文本提取分析情感特征，而将网民情感变化与舆情当事人言行进行关联的研究则鲜有问津。据此，本研究选取特定的舆情事件，重点考察舆情当事人回应对网民情感变化的影响。基于当事人微博下的网民转发评论，依据改进后的针对本事件的情感词典，以时间序列的视角，从多个维度不同粒度对舆情事件中当事人回应对网民情感的影响进行分析，进而展现和揭示舆情当事人回应对网民情感的影响作用。

3 相关理论基础

3.1 情感词典与情感得分

情感分析在技术上一般分为基于规则(情感词典)和基于统计分析两类。前者主要依据词的情感倾向和语言知识进行情感分析；后者则在文本层面发现和使用情感特征。目前大多数通用的情感词典都采用人工构建，主要是通过阅读大量相关语料或借助现有的词典，人工总结出具有情感倾向的词，标注情感极性或强度并组构成词典。著名的 SentiWordNet 就是根据 WordNet，把相同释义的词合并，并赋予相应的正面分数与负面分数，用户可以根据词的得分来判断情感倾向。常见的中文情感词典包括中国知网的 HowNet、大连理工大学中文情感词汇本体库 DUTIR 以及台湾大学简体中文情感词典 NTUSD。本研究将基于以上 3 种中文情感词典，针对特定网络舆情事件构建舆情情感词典。

考虑到现有通用的情感词典在情感分析任务中存在词典中的词汇太过于正式、词典中仅包含词语而没

有词组、针对特定事件缺少特有词汇等问题，本研究在综合 HowNet、DUTIR、NTUSD 情感词典的基础上，结合分析任务需求进行改进。将“造假”“晒出图纸”“CAD”等建筑学术方面的相应词语以及一些博文中常出现的“醉了”“服了”“无语”等网络词汇添加到词典中，进而构建专门针对本研究的网络舆情情感词典。研究中，将词典分为正向情感词（pos. weight）、负向情感词（neg. weight）两个方面；根据情感词典找出正向及负向情感词语；对情感词按照公式（1）进行分数叠加，计算相关文本的情感得分。

“*Score* = *pos. weight* - *neg. weight*” 公式（1）

3.2 当事人回应与转发评论

网络舆情的相关文本既包括发布的事件信息也包括相关的评论内容，针对不同的分析任务也会选取不同范围的文本数据。本研究将舆情事件直接涉及的具体人物作为直接当事人，重点考察当事人发表的言论对网民情感的影响。因此，文本层面的研究数据主要由当事人发表的言论与网民评论两部分组成。当事人发表相关言论后，会引发网民的相关评论；针对网民的评论，相关当事人后续发布的信息可被视为当事人的回应。由于研究工作需要考察当事人回应对网民情感的影响，网民评论部分选择带有当事人博文内容的评论文本，即转发评论。当事人言论与转发评论的数据选择范围如图 1 所示：

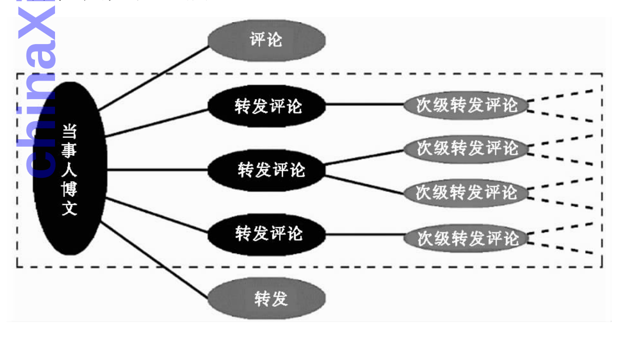


图 1 当事人言论与转发评论数据范围

图 1 中的虚线方框内部为研究中关注的文本内容。由于转发评论带有当事人发表的言论，因此在针对当事人回应的网民情感变化研究中更具有说服力。其余单纯的评论或转发，要么缺少当事人发表的言论，要么没有评论内容，不利于考察舆情当事人言论对网民情感的影响，在本研究中的研究价值较低，因此将其排除在本研究的数据范围之外。研究工作基于上述范围内的文本，依据改进后的情感词典对文本进行情感评分，并结合当事人发表的相关言论，以时间序列为主线进行多粒度、多维度的舆情情感分析。

4 研究方法与流程

4.1 数据采集与情感计分

由于本研究关注的焦点是舆情当事人针对特定事件的回应对于网络舆情情感极性的影响，同时考虑到转发评论比普通评论更能体现网民用户对当事人所做回应的关注度以及当事人回应产生的影响，本研究选取舆情演化过程中当事人多次做出回应的特定舆情事件“江一燕建筑获奖”这一具体话题，采用自主研发的爬虫工具，对当事人“@江小爬 LOVE”2019 年 10 月 14 日（1 条）、22 日（2 条）以及 11 月 21 日（1 条）的 4 篇微博及其相应的转发评论进行采集，采集目标设定为评论文本及评论时间。由此获得当事人 4 篇微博下共 35 165 条转发评论，所有转发评论的时间跨度为 2019 年 10 月 14 日 20 时 – 2019 年 11 月 25 日 0 时。

研究工作将所获取的全部评论文本按时间划分并保存，进而基于文本内容依据针对本事件改进后的情感词典进行情感评分。这部分工作首先使用正则表达式进行数据清洗，将评论文本中的@、转发评论、空白信息、用户名、表情符号等剔除，只提取其中的文字评论内容，共获得 14 825 条有效信息。将提取到的有效信息“详细评论内容”和“用户评论时间”按照时间顺序加以储存。然后，基于研究中改进的针对本次事件的情感词典，对事件中的有效评论进行情感打分，用于对该舆情事件网民情感的分析。

4.2 舆情阶段划分

由于研究工作必然涉及事件发展过程中的动态变化，因此转发评论的时间序列是分析工作的一个重要因素。将网民的转发评论以自然日为刻度，对每个自然日的转发评论数量进行统计，得到转发评论数量的时间序列见图 2。

图 2 中的数字为每个自然日内的转发评论数量。从图中的数据可以发现，尽管该事件在网络上持续了一个相对较长的时间，但是针对舆情当事人博文的转发评论数量却并非是连续的，其间甚至出现多处间断。另一方面，图中的数据同时反映出，网民的转发评论数量在日期刻度上存在多处峰值。针对这种不同于常见舆情传播模式的现象，研究工作按照每日转发评论数量（当一段时期的转发评论数量明显大于其他时段且持续一段时间，则认为该时期为舆情传播过程中的一个相对特殊的时期），将该事件舆情发展划分为 4 个阶段：①蕴育期（A：2019 年 10 月 14 日 – 10 月 22 日），这期间的转发评论数量并不是很多。当事人发布自己在

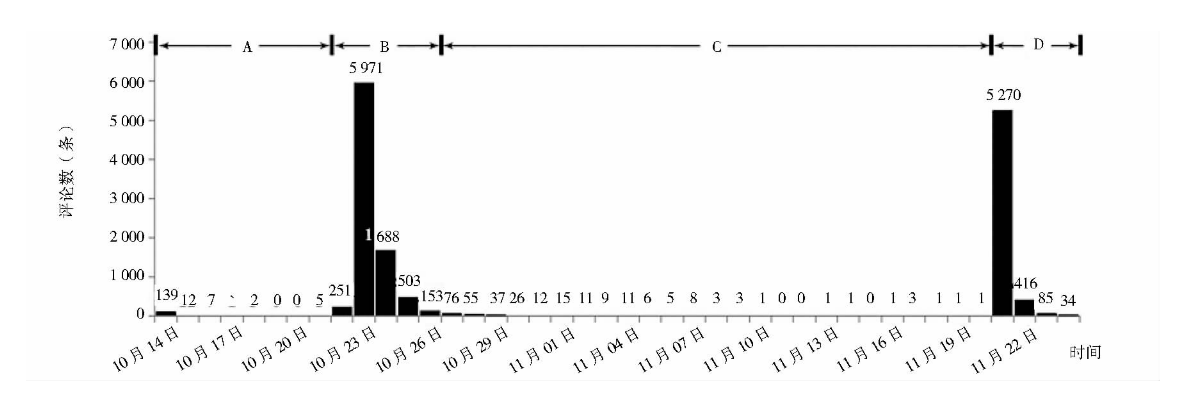


图 2　转发评论数量的时间序列

西班牙参观建筑设计的照片，其中部分网友对当事人博文中关于建筑的部分介绍提出异议，认为当事人对历史事件的描述存在出入，@宣和一人、@萝亭等大 V 也参与其中。②爆发期（B：10 月 22 日 10 月 26 日），当事人连续发布两篇博文。第一篇博文声称当事人获得美国建筑大师奖彰显自身的建筑学造诣，第二篇博文则是针对此前网民质疑的回应与声明。当事人的回应引起了网民的关注和进一步的质疑，转发评论数量迅速飙升。此时转发评论的数量达到最高峰值，舆情传播速度急剧上升，其中不乏要求晒出图纸给予学术回复等内容。③舆情衰退期（C：10 月 27 日 －11 月 20 日），网民对事件的关注度逐渐降低，转发评论的数量日益减少。④二次爆发阶段（D：11 月 21 日 －11 月 24 日），有网友爆出当事人的获奖建筑为违章建筑，当事人公开发布了道歉微博，转发评论的数量再次拉高。

结合当事人的信息行为可以初步发现，每次当事人发布博文后会不同程度地激发后续的转发评论数量。如果据此推断当事人的回应行为是刺激舆情发展的主要因素，进而提出当事人应该在舆情事件中保持回避或沉默显然有些武断。当事人不同的回应内容可能会导致不同的影响效果，当事人回应究竟对网民情感产生怎样的影响需要更深入的分析。具体的研究工作中，将基于转发评论的文本计算事件中网民的总体情感得分以及分阶段情感得分，基于得分绝对数值与得分占比分析舆情发展中的网民情感变化。在此基础上，结合当事人回应时间及内容，在时间序列上跟踪转发评论数量与情感极性的变化，重点分析当事人回应内容对网民情感极性的影响。

5　研究结果

5.1　情感极性的动态分析

研究工作基于前文建立的情感词典，采用公式（1）计算网民转发评论的情感得分，得到整个事件舆情传播过程中的情感总得分为 －11 519，即在整个舆情周期中网民的转发评论表现出极大的消极性。然而，前文中已经发现在不同的舆情阶段，网民的转发评论数量存在较大的差异（参见图 2）。研究工作进一步按照舆情发展的 4 个阶段分别对积极与消极得分进行统计，得到该事件在不同舆情阶段的情感得分如图 3 所示：

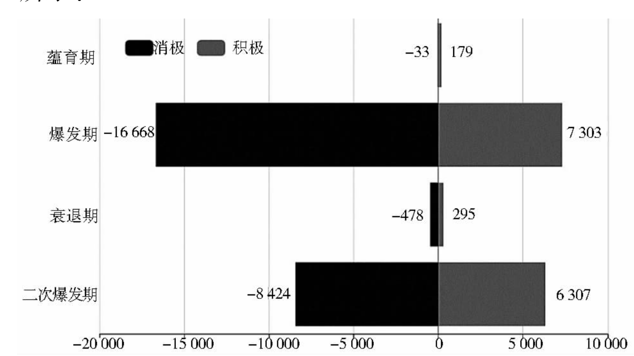


图 3　不同舆情阶段的情感得分

从图 3 中的数据可以发现，蕴育期的转发评论虽然有正负倾向之分，但是总的情感得分是积极的（－33 + 179）。爆发期中网民的消极情绪不断增长和积累（该阶段累计消极情感分值 －16 668），虽然仍有包含正面倾向的转发评论，但该阶段总体的情感极性急转直下，得分为 －9 365（－16 668 + 7 303）。衰退期中事件逐渐趋于淡化，转发评论数量减少，消极得分降低为 －478 分，正负倾向之间的差距缩小。但当事人发布第 4 篇博文后，网民转发评论数量再一次迅速增加，舆情发展进入二次爆发期。该阶段总体情感分值为 －2 117（－8 424 + 6 307），消极情感再次占据明显优势。尽管图 3 中的数据反映了不同阶段舆情情感极性的差异（总体情感分值时正时负），但由于转发评论绝对数量的影响无法准确掌握网民情感的波动趋势。研究工作进一步对不同阶段情感极性的占比（相对数量）进行分析，得到舆情发展过程中情感极性占比变化

如图4所示：

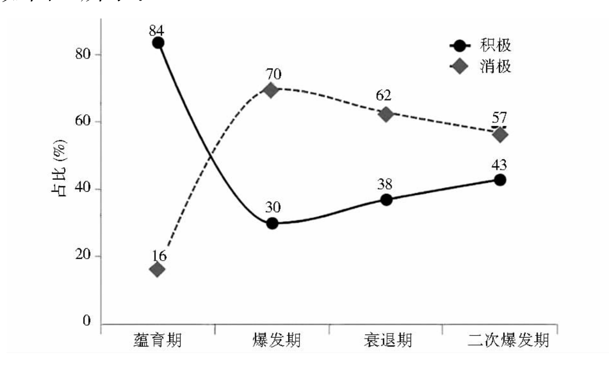


图4　情感极性占比变化

图4中可以发现，积极与消极情感的比重随着舆情发展也在发生变化。蕴育期的转发评论数量较少(参见图2)，积极情绪占比84%，远高于消极情绪(16%)。说明网民对当事人的博文内容总体上处于欣赏或支持的态度。随着舆情发展到爆发期，舆情的情感倾向突然发生改变，消极情绪所占比重显著上升(70%)，达到消极情绪的峰值，同时积极情绪的比重则降低到30%，二者的地位发生翻转。随后的衰退期中转发评论数量锐减，个别自然日中甚至是0评论(参见图2)。这一阶段消极情绪占比下滑(62%)而积极情绪占比上升(38%)，二者的差距有所减小。在二次爆发期，尽管转发评论在数量上再次拉高，但是消极情绪占比(57%)和积极情绪占比(43%)之间的差距却进一步缩小，情感极性有逐渐趋于平衡的趋势。上述现象说明，在舆情事件发展过程中，累计的情感分值虽然与转发评论数量相关，但情感极性的比重与评论数量无直接关系。即，转发评论的数量虽然可以反映网民对事件的关注程度，但不能完全解释网民情感极性的变化。

5.2　当事人回应对网民情感极性的影响

研究工作进一步考察舆情当事人发布的内容与网民情感极性的关联关系。舆情直接当事人“@江小爬LOVE”在整个舆情事件中共发布4篇博文，分别处于蕴育期、爆发期、二次爆发期的前端，并引发其后的转发评论。研究中分别提取上述3个阶段转发评论文本中的高频词，与直接当事人博文内容进行对应，结果如表1所示：

表1　直接当事人博文内容与评论高频词及情感变化

舆情阶段	当事人博文主题内容	评论高频词(Top10)	累计情感得分
蕴育期 (167条)	1.当事人在西班牙参观建筑作品，介绍设计师高迪的生平事迹以及对他的缅怀和敬仰	喜欢23，建筑22，姐姐20，老师15，爱11，巴塞罗那10，文字10，好看8，漂亮8，艺术8	146
爆发期 (8 566条)	1.分享当事人获得美国建筑大师奖的信息； 2.感谢当事人的设计者团队； 3.对网民质疑的回应； 4.提出当事人多年做公益的经历，反驳网民认为造假的观点	建筑1 423，设计872，专业657，甲方575，支教420，人设402，设计师395，学术283，图纸277，质疑262	-9 365
二次爆发期 (5 803条)	1.对近几天发生的事件道歉； 2.不忘初心，回归演员本身，做一个朴实的人	道歉886，诚恳447，加油410，演员317，喜欢269，公关233，支教221，设计198，房子170，建筑162	-2 117

表1中，蕴育阶段当事人博文主题内容为分享个人在建筑方面的学识以及进行获奖前夕的预热。这一阶段转发评论的高频词(Top10)中不乏“喜欢”“好看”“漂亮”等正向词。尽管其间也有网民质疑当事人的建筑学知识，但显然负向词并没有进入前10位的高频词集。此时网民对事件持有较强的积极态度(146)，反映出在未涉及获奖等内容的情况下，网民的情绪相对冷静客观，对当事人简单的分享表示羡慕与支持。

在当事人连续通过两篇博文发布获奖信息并对此前的质疑进行回应后，舆情进入爆发阶段。当事人博文的主题内容包含获奖信息、对质疑的回应、公益经历等。显然，当事人的博文内容以获奖信息和公益经历，试图从专业角度和人格层面证实自身的建筑学造诣，从而回应网民的质疑。然而，未能提供实质性参与建筑设计工作的确凿证据，由此引发的却是更多出自建筑学专业层面的质疑，“设计”“甲方”“学术”“图纸”等建筑学专业词汇进入Top10高频词集。同时，当事人偏激的言论以及回应(“如果，大家认为什么都可以造假……，那请大家一起来呀！毕竟我长的确实比较像颁奖嘉宾”等)，使得网民评论中负面情绪急速爆发，累计情感得分达到-9 365，总体情感极性发生逆转，“质疑”一词也成为该阶段的高频词。

在此之后，舆情发展进入了衰退期，对该事件的关注逐渐冷却。11月7日，有网友爆料称当事人此次“获奖别墅未获得规划审批，私自扩建”。11月18日北京市规划和自然资源委员会对网友的检举做出了相应的回复。然而，网友的检举与相关部门的回复并未引发转发评论数量明显变化(参见图2中11月7日至11月19日数据)，多数网民对其保持着观望的态度。但是相关信息的曝光促成了当事人的信息行为，11月

22 日当事人对自己之前不成熟的行为及偏激的言论进行了诚恳地道歉（“我要向社会道歉，因为个人行为不当，成为了舆论的焦点，占用了社会资源，整个事件看起来像一个笑话。我享受着那些并不真实的高光时刻，人容易得意忘形，不忘初心，回归本真，回归演员本身，对我个人而言是一场教训”）。随之而来的是又一波转发评论的高潮，但是高频词集中出现“诚恳”“加油”等正向词，累计情感得分回落到 -2 117，舆情的情感走向逐渐趋于均衡。

研究工作进一步将图 2 中的转发评论数量与每日转发评论的情感得分以及当事人的回应等多个维度的信息综合考量，得到当事人回应对网民情感极性的影响如图 5 所示：

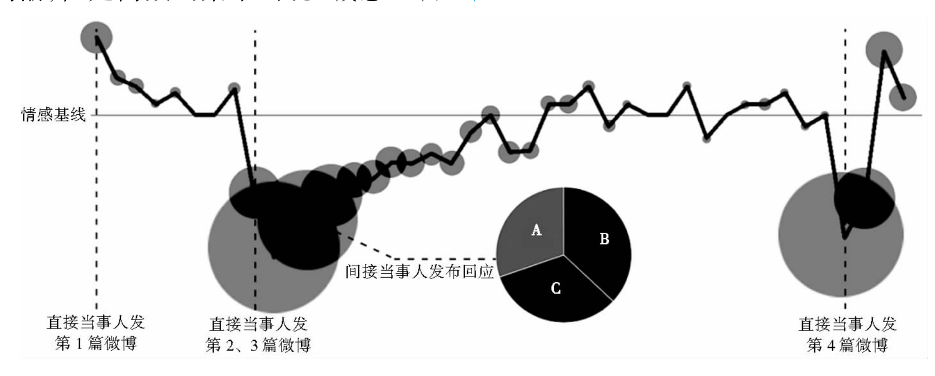


图 5　当事人回应对网民情感的影响

图 5 中，圆的大小代表当日转发评论的数量，折线代表网民情感得分走势，虚线标示直接当事人或间接当事人的回应行为。从图中可以发现，直接当事人（@江小爬 LOVE）发布该事件的第 1 篇博文（参观作品，介绍建筑师）后，转发评论的情感得分处于情感基线的上方，网民关注程度一般且具有较强的积极情绪。当直接当事人连续发布第 2、3 篇博文（获奖信息，回应质疑，公益经历，反驳造假）进行回应后，转发评论的情感得分直接被拉到了情感基线下方。由于第 2、3 篇博文发布时间靠近或处于夜晚，分别为 17:05 和 21:44，次日的转发评论数量进一步激增，情感得分跌至谷底。其后的一段时间，网民关注度逐渐降低，转发评论数量逐渐减少，情感得分逐渐向情感基线靠拢，然后围绕基线波动。直接当事人发布第 4 篇博文（道歉）后，再次引起网民的关注，转发评论数量再次激增，情感得分先跌落至基线之下，后又拉升到基线之上，最后向情感基线靠近。综合图 5 中直接当事人的回应时间与转发评论的情感得分，再结合表 1 中直接当事人的相关博文内容可以发现，直接当事人的回应及其内容对网民的情感产生直接的影响。缺少有力证据以及言辞偏激的回应并不能平抑网民的负面消极情绪，诚恳的道歉反而更容易获得民众的谅解。

与此同时，在舆情爆发期（10 月 22 日 -10 月 26 日），间接当事人（美国建筑大师奖主办方）于 10 月 24 日 11:39 针对直接当事人获奖一事也进行了回应。主要内容为“相信优秀的建筑是团队合作的结果，不应该考察每个设计团队成员或者客户的个人贡献水平，该项目是因为团队自身卓越的设计而获奖，而奖项也颁发给了整个公司和团队”。针对间接当事人的回应，@新浪娱乐创建了在线投票。图 5 中标示了间接当事人回应的时间点，并以饼图展示了投票结果。该投票结果显示，参与投票的 25.4 万网民中，超过三分之一的投票者（B:37.0%）认为提出建议并不能代表当事人参与了设计，面对没有工作贡献证据的解释和声明，对于间接当事人的回应直接表示不予接受；30.3%（A）的投票者相对冷静，提出让当事人拿出所画的图纸作为证据，否则不认可间接当事人的回应；只有不足三分之一的投票者（C:32.7%）认为间接当事人的回应能够让人信服。事实上，此前 10 月 23 日单条评论的平均情感得分（单日总得分/当日评论数量）为 -1.088，而 10 月 24 日的平均情感得分降为 -1.244。显然，间接当事人发表声明之后，网民的负面情绪并没有得到有效的缓解，在平均情感得分的层面反而更趋严重。

通过上述的分析可以发现，网民的情感极性与直接当事人的回应内容密切相关。在不考虑当事人回应的情况下（每次发生回应之前），虽然转发评论的数量随着时间流逝逐渐减少（图 5 中的圆面积缩小），但网民的情感极性并不会发生转变。当事人发表回应后，转发评论数量陡然激增的同时，也会引发网民情感极性的变化。就该事件而言，当事人最初简单的分享行为虽引发正负混杂的转发评论，但积极情绪占据主导地位；高调宣布获奖信息和偏激的回应言论，非但没有

消除此前的少量质疑,反倒招致更多更专业层面的质疑,积极情绪的主导地位遭到倾覆,消极情绪占据主导;当事人诚恳道歉后,尽管转发评论数量再次增加,但积极情绪占比逐渐回升,消极情绪占比逐渐下降,网民情感逐渐趋于平衡。而无论是直接当事人还是间接当事人的回应,空泛的无证据的解释或声明并不能获得网民的认可,也无助于缓解网民的消极情绪。

6 结论与讨论

本文针对舆情当事人回应对网民情感极性的影响问题,基于改进后的情感词典,对特定舆情事件当事人博文的转发评论计算情感得分。按照转发评论数量将网络舆情发展分为蕴育期、爆发期、衰退期、二次爆发期4个阶段,并与当事人回应内容相结合,分析网民情感极性的变化特征。综合上述分析结果,研究工作初步得出以下结论:

6.1 当事人的回应对网民的关注程度有直接影响

舆情期间转发评论数量的时间序列显示,舆情当事人发布博文后,引起网民的关注,但是随着时间的推进会逐渐淡化;但当事再次发布博文做出回应后,又会激起转发评论数量的新一轮增长(参见图2、图5)。这一结果表明,网络舆情事件中,当事人的反应对舆情发展起到重要的影响作用。网民在关注事件发展进程的同时,更关注当事人自身针对事件的言行。

6.2 舆情发展过程中网民的情感极性并非一成不变

以往的大多数研究把舆情事件作为一个整体考察,关注的重点在于针对某舆情事件的网民的情感倾向。本研究根据转发评论数量对舆情周期进行分段切割后发现,在整个舆情发展期间,网民的情感极性是不同的。蕴育期总体上尚处于积极的情绪,在爆发期就急转直下呈现极端的负面消极情绪,情感极性发生逆转(参见图3)。此外,各个阶段的正/负情绪占比也各不相同(参见图4)。这一结果说明,对于网络舆情的监测与分析,有必要进行更细粒度的考察,笼统的汇总有可能忽略或遗漏其中的重要信息。

6.3 当事人回应的内容对网民的情感极性有直接影响

分析中发现,当事人的回应不但能够影响网民的转发评论数量,还对网民的情感极性有着直接的影响。结合当事人(包括直接当事人与间接当事人)回应内容的分析表明,偏激的辩白与无证据的开脱均无助于平抑网民的负面消极情绪;相反,诚恳的道歉反倒一定程度上获得了民众的谅解,转发评论数量再次增长的同时,负面情绪占比进一步下降(参见表1、图5)。这一结果表明,在舆情事件中,真实有力的证据材料和积极诚恳的态度,比强硬的措辞或不相关的证据更能够获得民众的理解与认可,为舆情引导与情绪纾解提供了一个新的视角。

将舆情当事人的回应与网民情感极性变化结合分析,能够从新的视角洞察网络舆情发展过程中的特征与模式。研究中发现的当事人回应对网民关注程度与情感极性的影响关系,有助于相关单位或部门在舆情事件中获得更深层的信息与洞见,并为舆情决策与引导纾解提供可供借鉴的参考。研究中也存在一定的局限,由于本研究属于针对舆情当事人回应对网民情感极性影响的探索性研究,加之不同舆情事件需要针对该事件的不同的情感词典,因此研究工作仅选择舆情发展过程中有当事人回应的单一特定事件进行分析。未来的研究工作将进一步选取更多的带有当事人回应的舆情事件,从更广泛的视野、更多维度、更细粒度展开更深层次的分析,以更全面地探索和揭示网络舆情演化发展的特征与规律。

参考文献:

[1] 中国共产党第十六届中央委员会第四次全体会议. 中共中央关于加强党的执政能力建设的决定[N]. 人民日报, 2004－09－27(1).
[2] 许鑫, 章成志, 李雯静. 国内网络舆情研究的回顾与展望[J]. 情报理论与实践, 2009, 32(3): 115－120.
[3] 田依林, 滕广青. 影响线下衍生行为的网络关键信息分析[J]. 情报理论与实践, 2016, 39(10): 80－85.
[4] MULDER K. The dynamics of public opinion on nuclear power. Interpreting an experiment in the Netherlands[J]. Technological forecasting & social change, 2012, 79(8): 1513－1524.
[5] KIM K, YOUNG M B, NARAE K. Online news diffusion dynamics and public opinion formation: a case study of the controversy over judges' personal opinion expression on SNS in Korea[J]. The social science journal, 2015, 52(2): 205－216.
[6] 刘兵. 情感分析:挖掘观点、情感和情绪[M]. 北京: 机械工业出版社, 2017: 1－26.
[7] TURNEY P D, LITTMAN M L. Measuring praise and criticism: Inference of semantic orientation from association[J]. ACM Transactions on information systems, 2003, 21(4): 315－346.
[8] TABOADA M, BROOKE J, TOFILOSKI M. Lexicon-based methods for sentiment analysis[J]. Computational linguistics, 2011, 37(2): 267－307.
[9] 钟敏娟, 万常选, 刘德喜. 基于关联规则挖掘和极性分析的商品评论情感词典构建[J]. 情报学报, 2016, 35(5): 501－509.
[10] 张海涛, 刘雅姝, 张枭慧, 等. 基于模块度的话题发现及网民

情感波动研究——以新浪微博“中美间贸易摩擦”话题为例[J]. 图书情报工作, 2019, 63(4): 6–14.

[11] 张鹏, 崔彦琛, 兰月新, 等. 基于扎根理论与词典构建的微博突发事件情感分析与舆情引导策略[J]. 现代情报, 2019, 39(3): 122–131, 143.

[12] 姜金贵, 闫思琦. 基于主题和情绪相互作用的微博舆情演化研究——以“红黄蓝虐童事件”为例[J]. 情报杂志, 2018, 37(12): 118–123.

[13] 安璐, 吴林. 融合主题与情感特征的突发事件微博舆情演化分析[J]. 图书情报工作, 2017, 61(15): 120–129.

[14] 王仁武, 宋家怡, 陈川宝. 基于 Word2vec 的情感分析在品牌认知中的应用研究[J]. 图书情报工作, 2017, 61(22): 6–12.

[15] MULLEN T, NIGEL C. Sentiment analysis using support vector machines with diverse information sources[C]// Empirical methods in natural language processing. Barcelona: Association for Computational Linguistics, 2004: 412–418.

[16] KOULOUMPIS E, WILSON T, MOORE J D. Twitter sentiment snalysis: the good the bad and the OMG! [C]// International conference on weblogs and social media. Barcelona: AAAI Press, 2011: 538–541.

[17] BOLLEN J, MAO H, PEPE A. Modeling public mood and emotion: Twitter sentiment and socio-economic phenomena[C]// International conference on weblogs and social media. Barcelona: AAAI Press, 2011: 450–453.

[18] LIU K, XU L, ZHAO J. Opinion target extraction using word-based translation model[C]// Empirical methods in natural language processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2012: 1346–1356.

[19] 王晰巍, 张柳, 文晴, 等. 基于贝叶斯模型的移动环境下网络舆情用户情感演化研究——以新浪微博“里约奥运会中国女排夺冠”话题为例[J]. 情报学报, 2018, 37(12): 1241–1248.

[20] 廖海涵, 王曰芬, 关鹏. 微博舆情传播周期中不同传播者的主题挖掘与观点识别[J]. 图书情报工作, 2018, 62(19): 77–85.

作者贡献说明:

孔婧媛:数据采集与分析,论文撰写;

滕广青:提出研究思路,设计研究方案,撰写与修订论文;

王思茗:数据分析;

庹锐:论文修订。

Impact of Party's Responses on Netizens' Emotions in Public Opinion

Kong Jingyuan Teng Guangqing Wang Siming Tuo Rui

School of Information Science and Technology, Northeast Normal University, Changchun 130117

Abstract: [**Purpose/significance**] Exploring the internal mechanism of the evolution of Internet public opinion can gain deeper insights into the development of public opinion and help relevant units or departments to achieve scientific decision-making and guidance in public opinion events. [**Method/process**] This paper selected the parties' blog posts and the corresponding reposted comments of specific public opinion events, and calculated the sentiment score of the review text based on the sentiment dictionary. Using the perspective of time series, dynamic analysis was made on the change of emotional polarity and the impact of the party's responses on the emotions of netizens during the development of public opinion. [**Result/conclusion**] The results show that the party's responses have a direct impact on the emotional polarity of netizens; the emotional polarity of netizens during the development of public opinion is not static; the contents of the responses directly affect the netizens' emotional polarity, valid evidence and sincere attitudes help calm negative sentiments in public opinion.

Keywords: Internet public opinion party's response emotional polarity sentiment analysis